

(19)日本国特許庁(JP)

(12) 公開特許公報(A)

(11)特許出願公開番号

特開平6-309465

(43)公開日 平成6年(1994)11月4日

(51)Int.Cl. <sup>5</sup>	識別記号	庁内整理番号	F I	技術表示箇所
G 0 6 F 15/70	4 6 5 A	8837-5L		
15/18		8945-5L		
15/60	3 5 0 D	7623-5L		
15/66	4 0 0	8420-5L		

審査請求 未請求 請求項の数 1 O L (全 11 頁)

(21)出願番号 特願平5-94596

(22)出願日 平成5年(1993)4月21日

(71)出願人 000004226

日本電信電話株式会社  
東京都千代田区内幸町一丁目1番6号

(72)発明者 片桐 雅二

東京都千代田区内幸町1丁目1番6号 日  
本電信電話株式会社内

(72)発明者 名倉 正計

東京都千代田区内幸町1丁目1番6号 日  
本電信電話株式会社内

(72)発明者 新井 啓之

東京都千代田区内幸町1丁目1番6号 日  
本電信電話株式会社内

(74)代理人 弁理士 伊東 忠彦

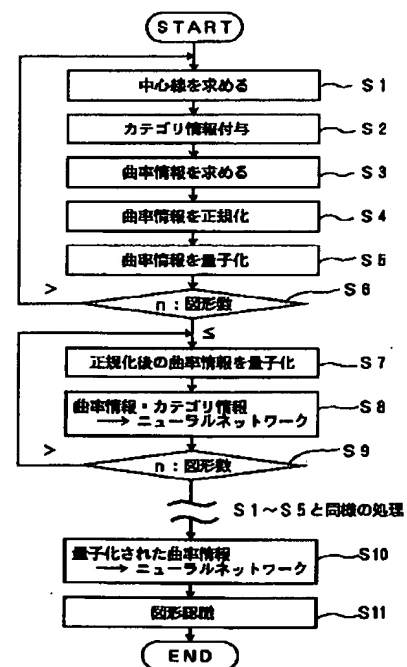
(54)【発明の名称】 線図形学習認識方法

(57)【要約】

【目的】 本発明の目的は、図形状毎に対応する図形認識ソフトウェアを作成することなく、図形の自動認識が実現でき、図形の位置変動、回転、拡大、縮小に関わらず、自動認識が可能な線図形学習認識方法を提供することである。

【構成】 本発明は、図形の形状の特徴を図形の曲率情報が的確に表現していることに着目し、その曲率情報を抽出し、曲率情報を入力とする適応的ベクトル量子化により類似の特徴をもつ曲線部分をまとめた上で、隣接する曲線部分との相対的な長さの情報とともにニューラルネットワークへの入力情報とすることによって図形の学習を行い、その学習結果のニューラルネットワークを用いて認識対象となる図形の認識を行う。

本発明の原理構成図



## 【特許請求の範囲】

【請求項1】 紙面上に描かれた線図形からその図形の中心線を求め、該図面のカテゴリ情報を付与し、該図形の中心線を画素列として抽出し、該図形の形状構造を表現する情報として該画素毎の曲率情報を求め、該曲率情報から変曲点を特徴点として抽出し、該特徴点で区切られる区間の曲率情報を適応的にベクトル量子化器の入力情報になるように正規化し、該正規化された曲率情報を該ベクトル量子化器に与え、該ベクトル量子化器を適応的に学習させ、上記処理を複数の学習対象の図形数分繰り返し、該特徴点で区切られる区間の正規化された該曲率情報を量子化し、量子化された曲率情報と該対象図形のカテゴリ情報とをニューラルネットワークに与え、該ニューラルネットワークに対象図形を学習させる処理を複数の学習対象図形数分繰り返し、学習用図形以外の新たな図形に対して該正規化された曲率情報を求め、該量子化器により量子化し、量子化された曲率情報を該ニューラルネットワークに入力し、該ニューラルネットワークの出力情報から認識図形の認識結果情報を得ることを特徴とする線図形学習認識方法。

## 【発明の詳細な説明】

## 【0001】

【産業上の利用分野】本発明は、線図形学習認識方法に係り、特に、図面上の情報の設計、維持、管理等を行う図面情報システムにおいて、図面中に描かれた図形情報を計算機で取り扱える情報に変換する、即ち、初期図形情報を図面から獲得する手段として、図面中の図形情報を自動的に認識可能にする図形認識方法に関する。

## 【0002】

【従来の技術】図面中の図形情報を計算機で得る方法として、取扱い可能な情報に変換する従来の代表的な手法は、図面を大型タブレットに張り付け、カーソルを用いて、図形を構成する線分の1本1本を手作業で抽出する方法がある。この方式では、多大な時間を要するため、他の方法として図形情報を自動的に獲得するために、図面の図形を自動的に認識させる手法も開発されている。この図面中の図形を自動的に認識する従来の代表的な手法は、図形の種類毎の対象図形の特徴情報を抽出処理した後、その図形種の分類処理を行うソフトウェア（図形認識プログラム）を作成し、その図形認識プログラムを用いて図面中の図形の認識を行うものである。

【0003】一方、近年ニューラルネットワーク技術が進展し、文字パターンや音声信号の認識に利用しようとする技術の開発も進められている。ニューラルネットワークは、入力情報とそれに対応するカテゴリ情報を教師信号として与えることによって代表的な誤差逆伝播法等の技術により、入力情報を自動的に学習するものであり、単純な（サイズ、方向、位置が固定した）文字パターンの自動学習や認識処理などに有効であることが検証

されている。

## 【0004】

【発明が解決しようとする課題】しかしながら、ニューラルネットワーク技術を実用的なレベルで有効にするには、学習可能性の高い情報をいかにニューラルネットワークに与えるかが問題であり、即ち、ニューラルネットワークへの入力情報（学習情報）の品質（学習可能性）をいかに高いものにするかは、未解決の問題であり、個々の事例毎に解決しなければならない。

10 【0005】上記の従来の図形認識プログラム（手続き型プログラミング）による手法は、取り扱う図形種毎にプログラミングしなければならないのが通常であり、取り扱う図形種が多くなればなるほど、また、図形の構造が多少でも複雑になればなる程、膨大なプログラミングを要し、また、そのソフトウェアの開発に、多大な開発費と時間を要するのが一般的であり、大きな問題となっている。このため、この従来の方法では、取り扱える図形の形状が単純なものに限定され、一般的な図面の図形情報の自動獲得には適用困難である。

20 【0006】また、ニューラルネットワーク等を用いて自動的に学習することにより、図形の認識を行う方式がいくつか開発されているが、その方式によって学習させた図形と認識させる図形とで大きさが異なる（拡大／縮小されている）場合に適用できなかったり、認識させる図形が回転している場合に適用できない等の問題がある。このため、適用できる事例がごく一部に限定される。

【0007】本発明は、上記の点に鑑みなされたもので、上記従来の問題を解決し、図形形状毎に対応する図形認識ソフトウェアを作成することなく、図形の自動認識が実現でき、さらに、図形の位置変動、回転、拡大、縮小に関わらず、自動認識が可能な線図形学習認識方法を提供することを目的とする。

## 【0008】

【課題を解決するための手段】図1は本発明の原理構成図である。

【0009】紙面上に描かれた線図形からその図形の中心線を求め（ステップ1）、図面のカテゴリ情報を付与し（ステップ2）、図形の中心線を画素列として抽出し、図形の形状構造を表現する情報として画素毎の曲率情報を求め（ステップ3）、曲率情報から変曲点を特徴点として抽出し、特徴点で区切られる区間の曲率情報を適応的にベクトル量子化器の入力情報になるように正規化し（ステップ4）、正規化された曲率情報をベクトル量子化器に与え、ベクトル量子化器を適応的に学習させ（ステップ5）、上記処理（ステップ1～ステップ5）を複数の学習対象の図形数分繰り返す（ステップ6）、特徴点で区切られる区間の正規化された曲率情報を量子化し（ステップ7）、量子化された曲率情報と対象図形のカテゴリ情報とをニューラルネットワークに与え（ス

ステップ8)、ニューラルネットワークに対象図形を学習させる処理を複数個の学習対象図形数分繰り返す(ステップ9)、学習用図形以外の新たな図形に対して正規化された曲率情報を求め、量子化器により量子化し、量子化された曲率情報をニューラルネットワークに入力し(ステップ10)、ニューラルネットワークの出力情報から認識図形の認識結果情報を得る(ステップ11)。

#### 【0010】

【作用】本発明は、我々人間が図形を認識理解する過程では図形の折れ曲がり具合(曲率情報)を利用しており、また、部分形状の特徴(急峻な曲がりなど)及びその組み合わせにより図形をとらえていることに着目し、また、幼児期の図形の認識/理解において与えられた図形を何度も学習しながら、徐々にその図形を理解していくことに着目し、前者の部分形状の特徴の把握に対して適応的ベクトル量子化技術を後者の学習機能に対して、近年急速に進歩したニューラルネットワーク技術を利用するものである。

【0011】特に、図形の形状の特徴を図形の曲率情報が的確に表現していることに着目し、その曲率情報を抽出し、曲率情報を入力とする適応的ベクトル量子化により、類似の特徴をもつ曲線部分をまとめた上で、隣接する曲線部分との相対的な長さの情報とともにニューラルネットワークへの入力情報とすることによって図形の学習を行い、その結果のニューラルネットワークを用いて、認識対応となる図形の認識を行う。

【0012】これにより、システムに図形を提示する(学習させる)だけで、サイズ・位置・回転の変動に影響を受けない図形の認識が可能になる。

#### 【0013】

【実施例】以下、本発明の実施例を図面と共に説明する。

【0014】まず、本発明の前提として、ニューラルネットワークと適応的ベクトル量子化器について説明する。

【0015】図2はニューラルネットワークの原理構成図を示す。

【0016】ニューラルネットワークは、種々の構成が既存技術として開発されている。その中身については本発明の特許請求の範囲に抵触するものでなく、ブラックボックスとする。そのブラックボックスとして与えられるニューラルネットワークは、入力情報と出力情報があり、入力情報に対するカテゴリ情報を教師情報として与える。ニューラルネットワークに入力情報と教師情報を与えることにより学習処理が行われる。その学習処理は入力情報に対する出力情報と教師情報との差分(誤差)をできるだけ小さくするように処理される。その差分(誤差)をできるだけ小さくする方法として、誤差逆伝播法などが一般的に用いられる。この誤差逆伝播法は、複数個の入力情報・教師情報を複数回繰り返す、学習処

理させることによって、ニューラルネットワークの出力情報と教師情報との差分(誤差)が最小になるように学習し、誤差が最小になった状態で学習が終了する。

【0017】ここで、学習が終了したニューラルネットワークに、新たな入力情報を与えると、ニューラルネットワークの出力情報として、既に学習されている入力情報に最も似通った教師情報に略対応した情報を得ることができる。

【0018】本発明では、ニューラルネットワークへの入力情報として、本発明の主眼とする図形形状を的確に表現する曲率情報を後述する適応的ベクトル量子化器により量子化したものを与える。そして、その図形のカテゴリ情報を教師情報として与えることによって、ニューラルネットワークにおいて、図形の学習を行う。ニューラルネットワークの学習が終了したネットワークに新たな図形の曲率情報を入力情報として与えることによって、その新たな図形のカテゴリライジング(分類処理/認識処理)を行わせるものである。

【0019】なお、一般的に入力情報、出力情報、教師情報はそれぞれ任意の数の任意の数値で与えられる。

【0020】次に、適応的ベクトル量子化器について説明する。

【0021】図3に適応的ベクトル量子化器の原理構成図を示す。

【0022】適応的ベクトル量子化手法は、最近になってその能力に注目が集まり、種々の方式/手法が既存技術として開発されている。その内容については、先のニューラルネットワークと同様の本発明の請求範囲に抵触するものでなく、ブラックボックスとして扱うものとする。このブラックボックスとして扱う適応的ベクトル量子化器にもニューラルネットワーク同様入力情報と出力情報がある。前述のニューラルネットワークと異なるのは、学習処理において、教師信号を与えない点である。

(教師信号を与える適応的ベクトル量子化器も既存技術として存在するが、ここでは、教師信号を与えないものを扱う。)適応的ベクトル量子化器に学習用の入力情報を予め定めた一定量を与えることにより学習処理が行われる。ここでいう入力情報とは、任意の(但し、予め定められた)次元の数値ベクトルである。適応的ベクトル量子化器の内部には、任意の数の入力情報と同じ次元を持つ参照ベクトルが保持されており、入力情報は逐次与えられた時点での参照ベクトルと比較され、最も与えられた入力情報と距離の近い参照ベクトルが選ばれる。選ばれた参照ベクトルはベクトルの各次元において、入力情報との差分が少なくなるように、差分に1より小さいある係数 $\epsilon$ を乗じた値だけ、その値が修正される。この係数 $\epsilon$ は、学習が進むにつれ、単調に減少し、予め設定した学習回数分だけ学習用の入力情報が提示され、学習が終了すると共に、0.0となるように制御される。即ち、学習が進むにつれ、各参照ベクトルはそのベクトル

の値の周辺の入力情報の分布を代表する値を示すようになり、学習が終了すると、適応的ベクトル量子化器の内部の参照ベクトル群は固定され、それ以降変動しなくなる。

【0023】また、量子化処理は、この学習の終わった参照ベクトル群を用いて行われる。即ち、入力情報は、学習時と同様に各参照ベクトルと比較され、最も距離の近い参照ベクトルが選ばれる。そして、適応的ベクトル量子化器は、その選ばれた参照ベクトルに付与されているインデックスを出力する。本発明で利用する適応的ベクトル量子化器では、このインデックスは、各参照ベクトルにおいて、一意に定まる符号(番号)とする。

【0024】本発明では、この適応的ベクトル量子化器に曲率情報を与えて、量子化を行う。この量子化により、形状の似通った部分に関しては、同一のインデックスが得られ、形状の異なる部分については、異なるインデックスが得られる。

【0025】図4は、本発明の一実施例のシステム概念図を示す。

【0026】同図により、本発明の概要を説明する。まず、適応的ベクトル量子化器100に量子化すべき紙面上に描かれている線図形の中心線を求め、カテゴリ情報を付与し、図形300の心線化を画素列として求め、その画素列より各画素毎の曲率情報を求める。このようにして求められた曲率情報から形状が曲がっている変曲点をその図形の特徴点とし、曲率情報を特徴点で分割する。分割された曲率情報を適応的ベクトル量子化器100に入力する。

【0027】適応的ベクトル量子化器100は、入力された曲率情報の次元に対応する参照ベクトルを内有し、この参照ベクトルと入力された曲率情報とが比較され、その形状によりインデックスが得られる。このようにして曲率情報が量子化され、ニューラルネットワーク200の入力情報となる。

【0028】ニューラルネットワーク200は適応的ベクトル量子化器100から入力されたインデックスと学習対象図形300に付与されたカテゴリ情報400である教師情報500が入力される。ニューラルネットワーク200は入力されたインデックスと教師情報500により学習を行う。

【0029】次に、ニューラルネットワーク200で上記の学習対象図形300の学習処理が終了すると、認識対象図形700の中心線を求め、カテゴリ情報を付与し、図形700の心線を画素列として求め、その画素列より各画素毎の曲率情報を求める。このようにして求められた曲率情報からその図形700の特徴点を図形300と同様にして求め、さらに、特徴点により曲率情報を区分し、区分化された曲率情報を適応的量子化器100に入力する。適応的量子化器100は入力された図形700に関する曲率情報を量子化し、これをニューラルネ

ットワーク200の入力情報とする。ニューラルネットワーク200は学習されている学習結果により認識処理を行い、認識結果を出力する。

【0030】図5は、本発明の一実施例の学習過程までを説明するためのフローチャートである。

【0031】紙面上に描かれた線図形は既存スキャナ装置から電子計算機(以下、単に計算機と呼ぶ)内にデジタル情報として読み込むことができ、計算機内に読み込まれた線図形情報は、従来技術としての心線化処理(細線化処理)によって、その線図形の心線(1画素幅の中心線)を得る(ステップ100)。

【0032】上記の心線情報は、1画素幅の画素の連結情報であり、その連結した画素列の連結を追跡することにより、心線画素列情報を得ることができる(ステップ101)。その画素列情報は、各画素の座標値の列である。以下、その画素列をFで表し、各画素を $d_i$ で表す。即ち、画素列Fは、 $F = \{d_i\}$ (画素列の画素数をnとすると、 $1 \leq i \leq n$ 、 $\{ \}$ は $d_i$ の集合を表す。以下同じ)で表す。また、各画素の座標値を $(x_i, y_i)$ で表し、画素列Fを $F = \{(x_i, y_i)\}$ と表す。

【0033】画素列の各画素の曲率情報は線図形の折れ曲がり具合を表現するものであり、線図形の幾何学的形状情報を的確に表現しているとみなすことができる。その曲率情報を各画素単位に次のように算出する(ステップ102)。

【0034】図6は本発明の一実施例の曲率情報の意味を説明するための図である。

【0035】即ち、画素 $d_i$ の曲率を $C_i$ で表し、次のように求める。図6(a)に示すように、画素 $d_i$ からk個離れた画素の2個の画素( $d_{(i-k)}$ 、 $d_{(i+k)}$ )を設定し、画素 $d_{(i-k)}$ と画素 $d_{(i+k)}$ を接続する直線線分を $L_k$ とする。次に、画素 $d_i$ から直線 $L_k$ への垂線をつくり、その垂線の足(垂線と直線 $L_k$ との交点)を $q_k$ とし、画素 $d_i$ と点 $q_k$ との距離を $B_k$ とする。さらに、上記kの値を1、2、3、…と順次増加させていくとき、その距離 $B_k$ が予め設定するパラメータEに対して、 $B_k \leq E$ なる条件でのkの最大値を求め、その最大値をLとする。そして、図6(b)に示すように、画素 $d_{(i-L)}$ を始点、画素 $d_i$ を終点とするベクトルを $V_-$ とし、画素 $d_i$ を始点、画素 $d_{(i+L)}$ を終点とするベクトル $V_+$ とする。このようにして、作成された2個のベクトル( $V_-$ 、 $V_+$ )のなす角度を $\theta_i$ (角度をラジアンで表し、 $-\pi \leq \theta_i \leq \pi$  :  $\pi$ は円周率を表す)とする。ここで、図6(c)に示すように、画素 $d_{(i-L)}$ から画素 $d_{(i+L)}$ までの部分を画素 $d_{(i-L)}$ 、 $d_i$ 、 $d_{(i+L)}$ の3点を通る円弧として近似する。この得られた円弧の半径を $R_i$ として、この半径 $R_i$ の逆数 $1/R_i$ を画素 $d_i$ における折れ曲がり具合を表現するものとし、画素 $d_i$ における曲率情報 $C_i = 1/R_i$ とする。

以上のようにして作成された画素列 $F$ の曲率情報( $F_c$ とする)は、 $F_c = \{C_i\}$ で表す。

【0036】なお、本実施例の説明では、説明の簡単化のために、対象とする線図形(心線化画素列)がループを描く図形であるとして、以下に説明する。

【0037】即ち、画素列の最初の画素( $(x_1, y_1)$ ):始点画素)と、最後の画素( $(x_n, y_n)$ ):終点画素)は隣接するものとし、これにより、始点画素、終点画素の近傍画素における、それぞれから $k$ 画素離れた2画素( $d_{(1-k)}, d_{(1+k)}$ )を容易に得ることができる。また、上記予め設定するパラメータ $E$ は、画素間隔 $d$ の数倍に設定すればよいことが実験的に確かめられている。

【0038】なお、本発明で用いている曲率という用語は、数学的に厳密な定義の曲率を意味するものでなく、直観的にわかりやすくするために、上述したように、図形の折れ曲がり具合を表現するという意味で曲率情報という用語を用いている。

【0039】図7は、本発明の一実施例の画素列 $F$ の曲率情報 $F_c$ の一例を示すグラフである。同図に示す曲率情報 $F_c$ は、同図左上に描かれているはさみ(原図形)の情報である。

【0040】次に、上述のようにして求められた画素列(心線)の曲率情報 $F_c = \{C_i\}$ から、その対象図形の特徴点を抽出する(ステップ103)。以下、具体例を説明する。

【0041】図7の例のように、曲率情報は、凹凸のある曲線(的)グラフで表現される。本実施例では、このグラフの中で、グラフが0の線を横切る点を特徴点として抽出する。即ち、2次元平面上の線図形の凹凸の変曲点を特徴点として算出する。この特徴点の算出方法は、図7の例から容易に理解できるように、曲率が0.0となる点を抽出すればよい。

【0042】上述の手段により、得られた特徴点によって区切られる各区間の曲率情報は、図形の拡大・縮小により変動する情報であるため、この情報を図形の拡大・縮小に無関係となるように正規化する(ステップ104)。曲率情報は上述のとおり円弧の半径の逆数であるため、図形の拡大・縮小に対して反比例の関係をもつ。従って、各区間の曲率情報に対してその区間の長さに乗じることにより、図形の拡大・縮小に対して無関係な正規化された曲率情報が算出される。この図形をその特徴点で区切り、その区間の形状を表すものとして、図形の拡大・縮小に対して無関係となるように、正規化された曲率情報を用いる。

【0043】次に、上述のように、特徴点で区切られる各区間毎に得られた、正規化された曲率情報を、適応的ベクトル量子化器100の学習用入力情報として与え、前述(従来技術)したように、適応的ベクトル量子化器100に学習を行わせる(ステップ105)。このと

き、学習用入力情報として与える前に、適応的ベクトル量子化器100の入力ベクトル次元数に曲率情報(前述の通り、各区間内の画素数個の曲率の列により構成される)を適合させる。

【0044】具体的には、区間内の画素列を適応的ベクトル量子化器100の入力ベクトル次元数から1を減じた数で等分し、それぞれの分割点において、近傍の曲率の平均をとったのを入力情報として与える。1つの図形は、通常複数の変曲点を持つため、複数の区間に分割される。この複数の区間の曲率情報を一括して適応的ベクトル量子化器100に学習用入力情報として与える。

【0045】複数の学習用図形がある場合も同様に、すべての学習用図形に対して変曲点を求め、それにより分割されるすべての区間に対して正規化を施した曲率情報を求め、適応的ベクトル量子化器100の入力ベクトル次元数に曲率情報を適合させ、それらの曲率情報を一括して適応的ベクトル量子化器100に学習用入力情報として与え、学習を行わせる(ステップ106)。

【0046】以上の手順により、適応的ベクトル量子化器100は、その参照ベクトル群を適応的に獲得する。これにより、適応的ベクトル量子化器100は類似の曲線形状をもつ変曲点から変曲点までの区間をそれぞれまとめて、類似の区間には同一の符号(インデックス)をつけることができるようになる。このためには、ステップ106で算出した各学習用入力情報を、認識用入力情報として与え、前述(従来技術)の項で示した量子化処理を行い、それぞれに対して量子化を行った結果として符号(インデックス)を得る(ステップ107)。以降のこの適応的ベクトル量子化器100によって得た区間の符号(インデックス)を、インデックス情報と呼ぶ。

【0047】ステップ107の処理により得られた学習用図形の変曲点で区切られた各区間のインデックス情報と、ステップ101により得られる画素列情報から求まる各区間の長さ(画素数)情報を入力情報として、また、ステップ108により与えられたカテゴリ情報400を教師情報500として次のように、ニューラルネットワーク200に与え、学習処理を行う(ステップ109)。一つの学習用図形の一つの区間 $A$ を、現在着目している区間とすると、その区間の前後の予め規定した数( $C$ )の区間の入力情報、即ち、区間のインデックス情報と区間の長さ情報を、ニューラルネットワーク200に与える。従って入力されるのは、インデックス情報と長さの情報の組が $(2C+1)$ 組である。一つの区間に対してのインデックス情報は、適応的ベクトル量子化器100の参照ベクトルの数 $T$ と等しい数の入力端子を用意し、その中の当該インデックスに対応する端子の値のみ1.0とし、それ以外を0.0とすることにより表す。

【0048】従って、ニューラルネットワーク200に

10

20

30

40

50

必要となる入力端子の数は  $(T+1) \times (2C+1)$  個となる。また、長さ情報は、着目している区間Aの長さを1.0としたときの相対的な長さ情報をニューラルネットワーク200に与える。このように、着目している区間に対する前後の区間のインデックス情報と相対的な長さの情報をニューラルネットワーク200に与えることが、本発明の主眼の一つである。これにより、図形の拡大・縮小に対して影響を受けない学習・認識が可能となる。上の学習処理を学習させようとする図形の変曲点で区切られる各区間に対して全て行う。

【0049】学習対象図形が複数存在する場合は、その各々の学習図形毎に、ステップ107、ステップ109の処理により学習処理を行う(ステップ110)。ニューラルネットワーク200は一度入力情報・教師情報を提示されただけで、直ちに学習を終了するものではなく、学習が終了するまで何度も繰り返し学習処理する必要がある。また、学習は、ニューラルネットワーク200に入力情報を与え学習処理を行ったときに、その出力として得られる出力情報と教師情報500との差分(誤差)総和が最小となり、かつその差分(誤差)総和の変化が殆どなくなるときに終了するものとする。

【0050】以上の処理により、複数個の学習用図形の学習処理が終了し、ニューラルネットワーク200は、複数個の図形を学習したことになる。このニューラルネットワーク200を用いて別途作成される認識用図形の認識処理を図8を用いて説明する。

【0051】まず、認識用図形の変曲点により区切られた各区間に対しての正規化された曲率情報を算出する(ステップ200)。曲率情報を算出するには、上記のステップ100からステップ104の処理と同様である。

【0052】ステップ200により得られた認識用図形の各区間の曲率情報を上記ステップ106により得られた学習済の適応的ベクトル量子化器100を用いて量子化し、インデックス情報を得る(ステップ201)。

【0053】ステップ201により得られたインデックス情報と、ステップ200で得られた各区間の長さの情報を上記のステップ110で得られた学習済のニューラルネットワーク200に入力情報として入力し、認識処理を行わせ、その処理結果(ニューラルネットワーク200の出力情報)を得る(ステップ202)。このニューラルネットワーク200の学習処理時に、教師情報500としてカテゴリ情報400を与えているため、ここでの認識処理時の出力情報は、与えた認識用図形のカテゴリ情報400として得ることができる。即ち、予め提示し、学習させた図形のうちのどの図形に最も類似しているかという情報を得ることができ、図形の認識を行うことができる。また、曲率情報をその処理の基としているため、図形の平行移動・回転には影響を受けずに学習\*

\*・認識処理が行われる。さらに、曲線の形状を長さで正規化しており、また、隣接する区間同士での相対的な長さのみを利用しているため、図形の拡大・縮小に対しても影響を受けずに学習・認識処理が行われる。

【0054】なお、上記説明では、学習対象図形、認識対象図形を紙面上に描かれた図形としてスキャナ装置等から入力しているが、マウス等を用いて計算機に接続されるディスプレイ装置上に直接描きながら計算機に入力した図形情報においても、その図形の心線(中心線)を上記した画素列として容易に得ることができる。また、その他の手法を用いても、対象図形の心線が上記した画素列として得られる本発明の範囲内であれば、種々変更が可能である。

#### 【0055】

【発明の効果】上述のように、本発明によれば、図形の形状を的確に表現する曲率情報を、図形の拡大・縮小に影響を受けないように、適応的ベクトル量子化器及びニューラルネットワークを利用して学習させ、その学習されたベクトル量子化器とニューラルネットワークを用いて、別途作成される図形を認識する方法であるため、従来のように、図形形状毎に対応する図形認識のソフトウェア(プログラム)を作成することなく、図形の自動認識が実現でき、さらに、他のニューラルネットワークを用いた方式とは異なり、図形の位置変動、回転、拡大、縮小に関わらず自動認識が可能であるため、実用的価値は極めて高い。

#### 【図面の簡単な説明】

【図1】本発明の原理説明図である。

【図2】ニューラルネットワークの原理構造を示す図である。

【図3】適応的ベクトル量子化器の原理構造を示す図である。

【図4】本発明の一実施例のシステム概念図である。

【図5】本発明の一実施例の学習過程までを説明するためのフローチャートである。

【図6】本発明の一実施例の曲率情報の意味を説明するための図である。

【図7】本発明の一実施例の画素列Fの曲率情報F<sub>c</sub>の一例を示すグラフである。

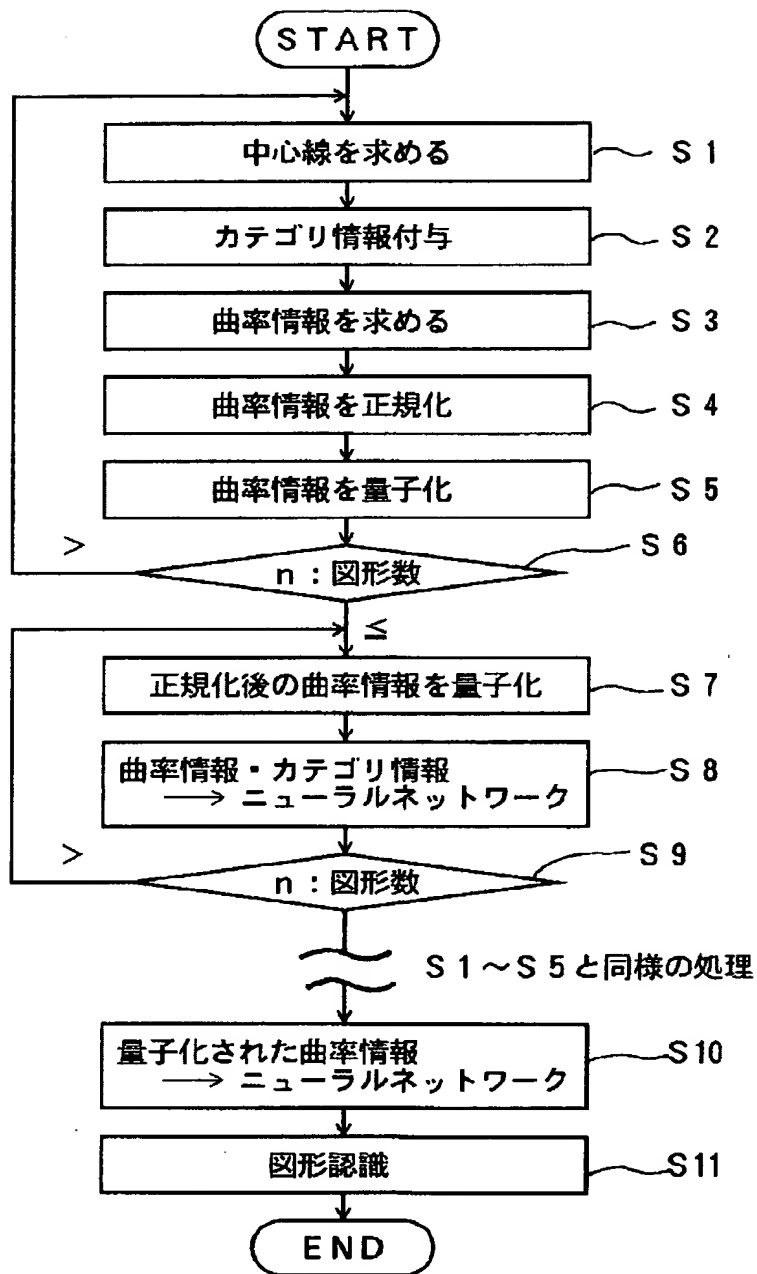
【図8】本発明の一実施例の認識過程のフローチャートである。

#### 【符号の説明】

- 100 適応的ベクトル量子化器
- 200 ニューラルネットワーク
- 300 学習対象図形
- 400 カテゴリ情報
- 500 教師情報
- 600 認識結果情報
- 700 認識対象図形

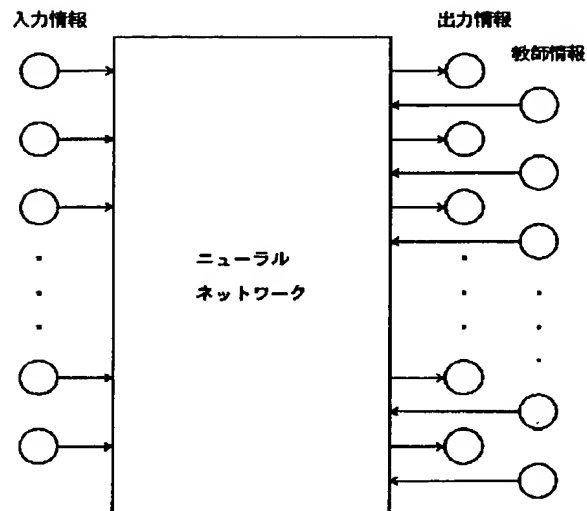
【図1】

本発明の原理構成図



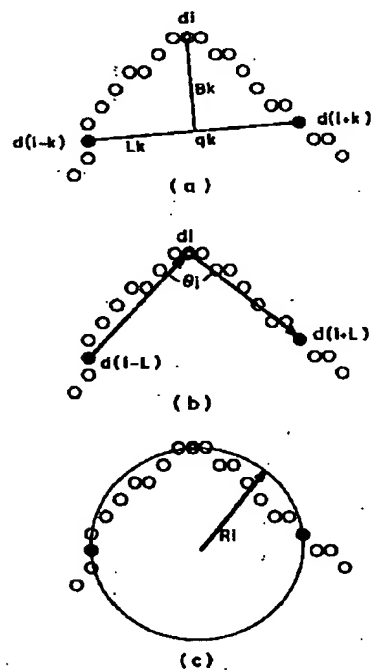
【図2】

ニューラルネットワークの原理構成図



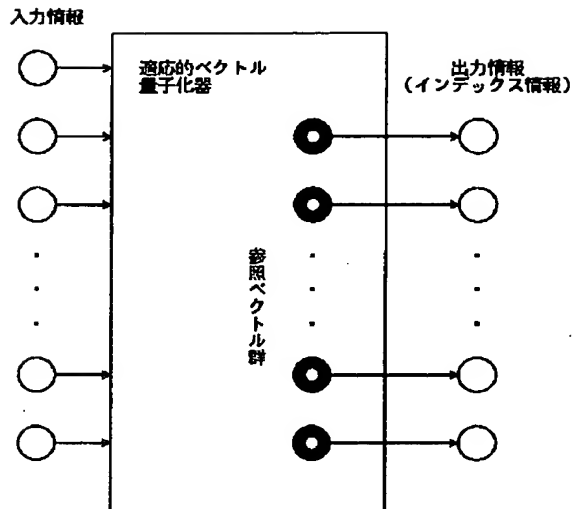
【図6】

本発明の一実施例の曲率情報の意味を説明するための図

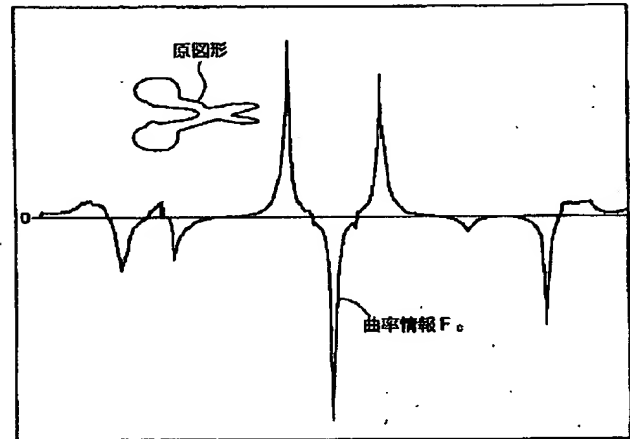


【図3】

適応的ベクトル量子化器の原理構成図



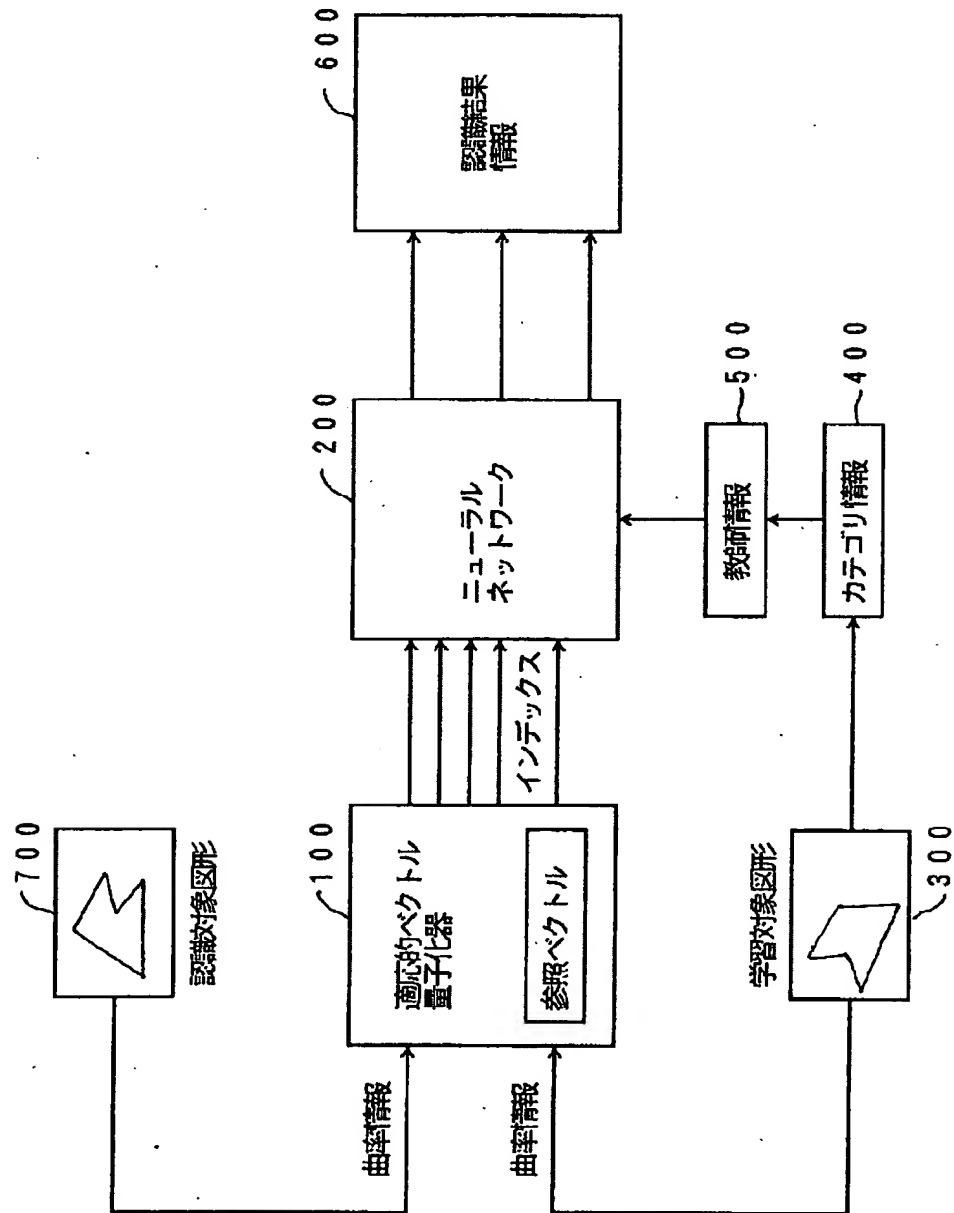
【図7】

本発明の一実施例の画素列Fの曲率情報F<sub>c</sub>の一例を示すグラフ



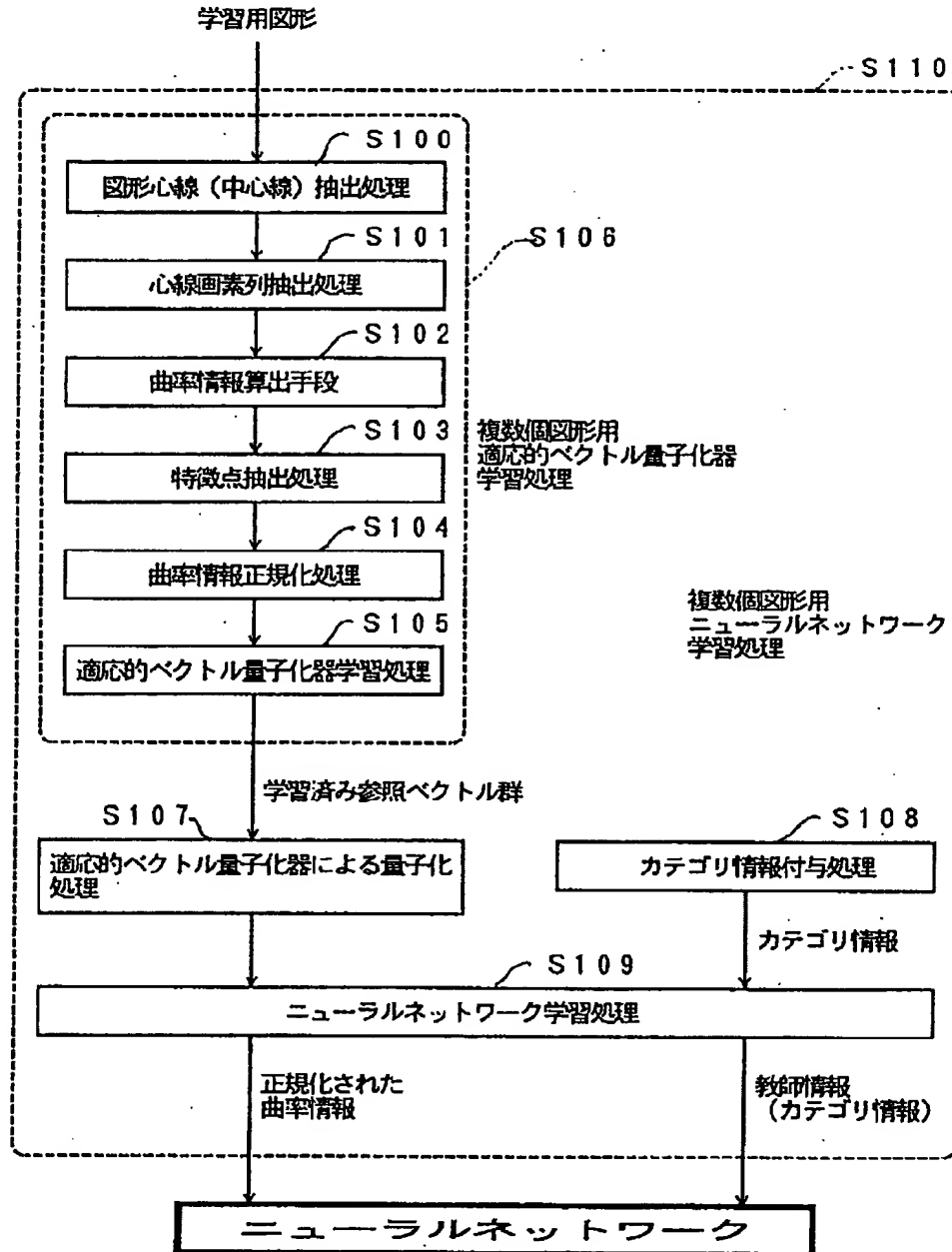
【図4】

## 本発明の一実施例のシステム概念図



【図5】

本発明の一実施例の学習過程までを説明するためのフローチャート



【図8】

本発明の一実施例の認識過程のフローチャート

